

피부진단을 위한 딥러닝 기반 피부 영상에서의 자동 주름 추출

Deep Learning-based Automatic Wrinkles Segmentation on Microscope Skin Images for Skin Diagnosis

최현영¹ · 고재필^{2*}

¹금오공과대학교 ICT융합특성화연구센터

²금오공과대학교 컴퓨터공학과

Hyeon-yeong Choi¹ · Jae-pil Ko^{2*}

¹ICT-CRC, Kumoh National Institute of Technology, Gyeongsangbuk-do, 39177, Korea

²Department of Computer Engineering, Kumoh National Institute of Technology, Gyeongsangbuk-do, 39177, Korea

[요약]

주름은 피부의 노화도를 알 수 있는 주요한 특징 중의 하나이다. 기존의 영상처리기반 주름검출은 다양한 피부 영상에 효과적으로 대처하기 어렵다. 특히, 주름이 선명하지 않고 주변 피부와 유사한 경우 주름추출 성능은 급격히 떨어진다. 본 논문에서는 현미경 피부 영상에서 주름추출을 위해 딥러닝을 적용한다. 일반적으로 현미경 영상은 광각렌즈를 탑재하므로 영상 가장자리 영역의 밝기가 어둡다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 피부 영상의 밝기를 추정하여 보정 한다. 또한, 주름추출에 적합한 의미분할 네트워크의 구조를 적용한다. 제안방법은 연구실에서 수집한 피부 영상에 대한 테스트 실험에서 99.6%의 정확도를 획득하였다.

[Abstract]

Wrinkles are one of the main features of skin aging. Conventional image processing-based wrinkle detection is difficult to effectively cope with various skin images. In particular, Wrinkle extraction performance is significantly decreased when the wrinkles are not strong and similar to the surrounding skin. In this paper, deep learning is applied to extract wrinkles from microscopic skin images. In general, the microscope image is equipped with a wide-angle lens, so the brightness at the boundary area of the image is dark. In this paper, to solve this problem, the brightness of the skin image is estimated and corrected. In addition, We apply the structure of semantic segmentation network suitable for wrinkle extraction. The proposed method obtained an accuracy of 99.6% in test experiments on skin images collected in our laboratory.

Key words : Winkles detection, Skin diagnosis, Illumination correction, Convolutional neural networks, Deep learning.

<https://doi.org/10.12673/jant.2020.24.2.148>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 13 March 2020; Revised 14 March 2020

Accepted (Publication) 24 April 2020 (30 April 2020)

*Corresponding Author; Jae-pil Ko

Tel: +82-54-478-7529

E-mail: nonezero@kumoh.ac.kr

1. 서론

최근 헬스케어에 대한 관심과 시장이 커지면서 피부관리 및 진단에 대한 관심이 높아지고 있다. 피부의 상태나 노화 등의 정보를 진단하고 케어할 수 있는 다양한 장비도 출시되고 있다.

주름은 피부의 노화도를 알 수 있는 대표적인 특징 중의 하나이다 [1],[2]. 단위면적 당 주름, 주름의 너비와 깊이 등으로부터 노화도를 판단할 수 있다.

기존의 영상처리 기법을 적용한 주름검출은 텍스처 특징 [3],[4], 모양 특징 [4]-[6] 등에 의존하였다. 그러나 영상처리 기법은 촬영조건이 달라지면 동작하지 않는 경우가 대부분이다.

최근 딥러닝은 컴퓨터 비전 분야에서 매우 좋은 성과를 보여 주고 있다. 특히 컨볼루션 신경망은 영상분석에 매우 우수하여 다양한 분야에 성공적으로 적용되고 있다 [7].

본 논문에서는 딥러닝 기법을 적용하여 휴대용 현미경으로 촬영한 피부 영상으로부터 주름을 추출하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 피부 영상의 밝기를 보정 하는 전처리 과정과 효과적인 주름 추출을 위한 의미적 영상분할 네트워크로 구성 된다. 제안방법은 연구실에서 수집한 피부 영상에 대한 테스트 실험에서 99.6%의 정확도를 획득하였다.

II. 주름추출

주름추출 과정은 다음과 같다. 먼저 입력영상에 대해 밝기를 보정하는 전처리과정을 수행한다. 그리고 보정결과를 의미적 영상분할 네트워크에 입력으로 주어 주름영역을 얻는다.

2-1 밝기 보정

휴대용 현미경 장치는 피부를 근접 촬영하기 위해 주로 광학 렌즈를 탑재한다. 이에 따라 영상의 중심영역에 비해 주변으로 갈수록 영상이 어두워지는 현상이 발생한다. 주름의 위치가 영상의 중심일 때와 주변일 때 서로 다른 밝기를 가지게 하는 원인이 된다. 이것은 같은 피부지만 피부 골에 의해 어둡게 나타나는 주름의 구분에 치명적이다. 본 논문에서는 촬영된 피부 영상의 밝기분포를 추정하고 이를 이용하여 중심영역과 주변 영역의 밝기를 고르게 보정 해 주는 전처리 알고리즘을 적용한다.

밝기보정 과정은 그림 1과 같다. 먼저 밝기와 컬러채널을 분리하기 위해 RGB 피부 영상을 Lab 컬러 공간으로 변환한다. 다음으로 밝기채널 L에 대해 밝기분포를 추정한다. 이 때 밝기분포 추정을 위해 가우시안 필터를 적용한다 [8]. 영상에 가우시안 필터를 강하게 적용하여 밝기분포를 추정할 수 있다. 다음으로 추정된 밝기분포를 활용하여 보정을 한다. 보정방법은 수식 (1)과 같다. 수식 (1)에서 g 는 밝기보정결과, f 는 입력 영상, F 는 가우시안 필터링을 의미한다.

$$g(x,y) = f(x,y) - F_{gauss}(f(x,y)) + mean(F_{gauss}(f(x,y))) \quad (1)$$

밝기분포를 추정에서 가우시안 필터의 표준편차를 적절하게 결정하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 가우시안 필터의 표준편차를 입력영상 크기의 1/3로 적용했다.

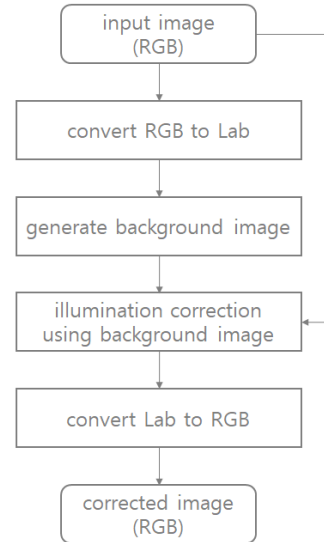


그림 1. 밝기보정 처리과정
Fig. 1. Process for illumination correction

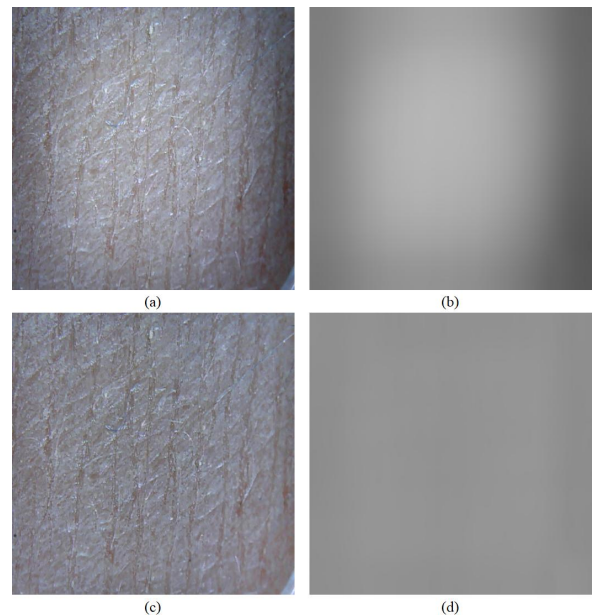


그림 2. 밝기보정 결과 (a) 원본영상 (b) 원본에 대해 추정된 밝기분포 (c) 밝기보정 영상 (d) 보정결과에 대해 추정된 밝기분포.

Fig. 2. Result of illumination correction (a) the raw image (b) estimated illumination image for the raw image (c) the corrected image (d) estimated illumination image for the corrected image

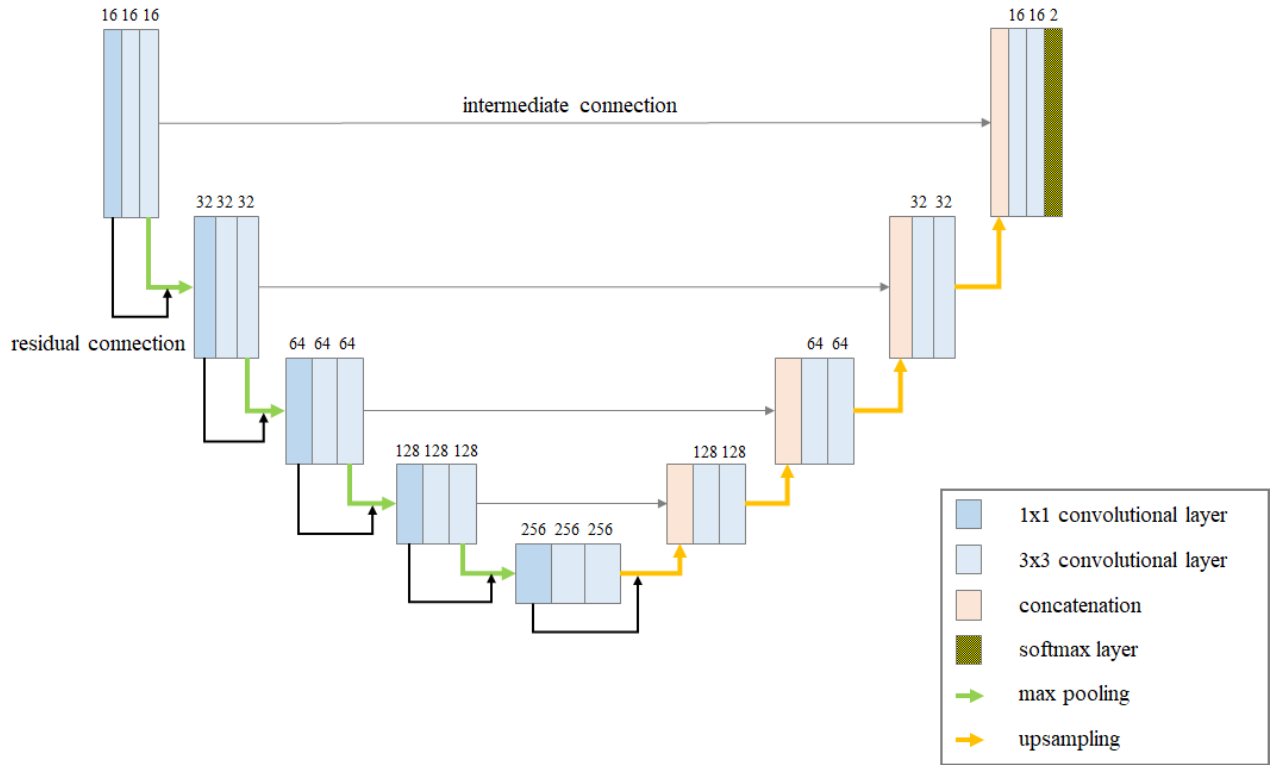


그림 3. 주름추출 네트워크 구조
 Fig. 3. Network Architecture for wrinkles segmentation

그림 2는 밝기보정의 결과를 보여준다. (a)는 입력영상, (b)는 추정된 밝기 분포, (c)는 밝기보정 영상, (d)는 보정결과 영상에 대해 밝기 분포를 추정한 것이다. (a)를 보면 현미경에 의해 촬영한 영상의 밝기가 가장자리로 갈수록 어두워지는 것을 볼 수 있다. 이에 대해 밝기보정 알고리즘을 수행하면 (c)와 같은 결과영상을 얻을 수 있다. (b)와 (d)를 비교해보면, 입력영상에서 중심과 가장자리에 불균형한 밝기분포가 보정영상에서 올바르게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

2-2 주름추출 네트워크

본 논문에서는 얼굴주름 추출을 위해 UNet 모델 [9]에 기반한 의미적 영상분할 네트워크를 적용한다. 영상분할 네트워크는 특징을 추출하는 인코더와 이를 원본 크기로 복원하는 디코더로 구분된다. 그림 3과 표 1은 상세 네트워크 구조를 보여준다. 표 1에서 네트워크 레이어와 출력노드의 크기를 보여준다.

인코더는 세 개의 컨볼루션 레이어와 하나의 맥스 풀링 레이어가 반복된다. 첫 번째 컨볼루션 레이어는 깊은 네트워크의 학습에 도움을 주는 residual connection [10]의 적용을 위해 채널 수를 맞춰주는 역할로 커널 크기가 1x1 이고, 나머지 두 레이어의 커널 크기는 3x3이다. 컨볼루션 레이어의 커널 수는 16개로 시작하여 깊이가 깊어질 때마다 2배씩 증가한다.

디코더에서는 업샘플링으로 입력 특징 맵을 두 배로 키우고

컨볼루션을 두 번 수행하는 구조가 반복된다. 이때 동일 깊이에 속한 인코더 특징을 디코더 특징 맵과 concatenation하는 intermediate-connection을 수행한다.

주름추출은 이진분류 문제이다. 따라서 소프트맥스 레이어에서는 1x1 컨볼루션을 수행하여 출력 특징맵의 채널을 2로 줄이고 픽셀단위 소프트맥스 함수를 적용한다. 픽셀단위 소프트맥스 함수는 수식 (2)와 같이 계산한다.

$$p_k(x) = \exp(a_k(x)) / (\sum_{k=1}^K \exp(a_{k'}(x))) \quad (2)$$

수식 (2)에서 a는 마지막 레이어의 출력, k는 채널번호, x는 픽셀 위치를 의미한다.

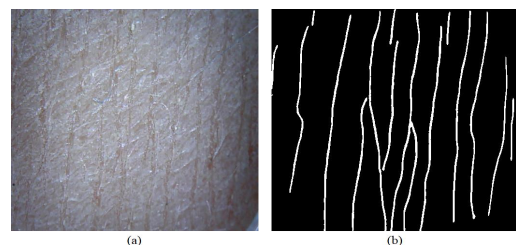


그림 4. 주름추출 영상 예. (a) 입력영상 (b) 정답영상
 Fig. 4. Sample images for wrinkles segmentation. (a) input image, (b) ground truth image

표 1. 주름추출 네트워크 상세구조

Table. 1. Detailed architecture for wrinkles segmentation

Layer	Output Shape	Activation
input_1	(512,512,1)	
conv2d_1	(512,512,16)	ReLU
conv2d_2	(512,512,16)	ReLU
conv2d_3	(512,512,16)	ReLU
add_1	(512,512,16)	
max_pooling2d_1	(256,256,16)	
conv2d_4	(256,256,32)	ReLU
conv2d_5	(256,256,32)	ReLU
conv2d_6	(256,256,32)	ReLU
add_2	(256,256,32)	
max_pooling2d_2	(128,128,32)	
conv2d_7	(128,128,64)	ReLU
conv2d_8	(128,128,64)	ReLU
conv2d_9	(128,128,64)	ReLU
add_3	(128,128,64)	
max_pooling2d_3	(64,64,64)	
conv2d_10	(64,64,128)	ReLU
conv2d_11	(64,64,128)	ReLU
conv2d_12	(64,64,128)	ReLU
add_4	(64,64,128)	
max_pooling2d_4	(32,32,128)	
conv2d_13	(32,32,256)	ReLU
conv2d_14	(32,32,256)	ReLU
conv2d_15	(32,32,256)	ReLU
add_5	(32,32,256)	
up_sampling2d_1	(64,64,256)	
concatenate_1	(64,64,384)	
conv2d_16	(64,64,128)	ReLU
conv2d_17	(64,64,128)	ReLU
up_sampling2d_2	(128,128,128)	
concatenate_2	(128,128,192)	
conv2d_18	(128,128,64)	ReLU
conv2d_19	(128,128,64)	ReLU
up_sampling2d_3	(256,256,64)	
concatenate_3	(256,256,96)	
conv2d_20	(256,256,32)	ReLU
conv2d_21	(256,256,32)	ReLU
up_sampling2d_4	(512,512,32)	
concatenate_4	(512,512,48)	
conv2d_22	(512,512,16)	ReLU
conv2d_23	(512,512,16)	ReLU
conv2d_24	(512,512,2)	ReLU
reshape_1	(262144,2)	
softmax	(262144,2)	

그림 4는 주름추출을 위한 입력영상과 정답영상의 예를 보여준다. (a)는 입력영상, (b)는 정답영상이다. 정답영상에서 흰색 픽셀은 주름 영역, 검은색 픽셀은 주름이 아닌 영역이다.

그림 4의 (b)를 보면 주름추출의 정답영상에서 주름픽셀과 주름이 아닌 픽셀 간 비율의 차이가 매우 크다. 이렇게 학습 데이터 내의 클래스 불균형이 심한 경우 크로스엔트로피 손실함수를 통해 학습하기 어렵다. 클래스 불균형한 데이터를 그대로 학습에 사용하면 네트워크가 다수를 차지하는 클래스에 편향되게 학습될 수 있기 때문이다. 이를 방지하기 위해 수식 (3)과

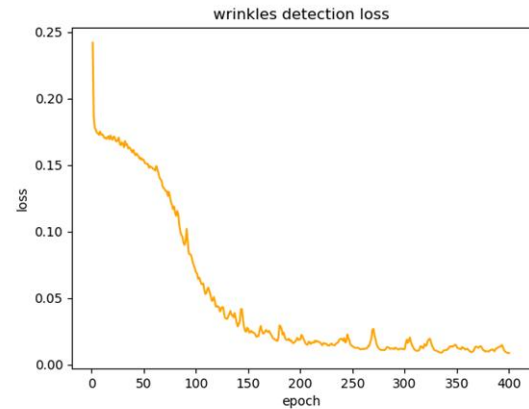
같이 클래스 가중치를 고려한 크로스엔트로피 손실함수를 적용하였다.

수식 (3)에서 L 은 가중치를 고려한 픽셀 크로스엔트로피 손실함수이다. 수식 (3)과 같이 최종 손실값은 모든 픽셀에 대한 크로스엔트로피 손실의 합이 된다.

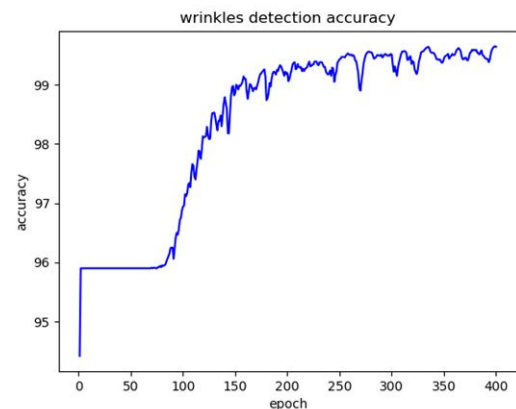
$$L = \sum_{x \in \Omega} w(l(x)) \log(p_{l(x)}(x)) \quad (3)$$

$$w(k) = \frac{T}{N_k} \quad (4)$$

여기서, x 는 픽셀 위치, l 은 각 픽셀위치에 해당하는 정답, w 는 클래스 가중치, p 는 소프트맥스 함수의 출력이다. 여기에서 w 는 학습데이터에서 각 클래스가 차지하는 비율의 역수로 수식 (4)와 같이 계산한다. 수식 (4)에서 T 는 전체 샘플 수, N_k 는 k 번째 클래스의 샘플 수이다. 이 값을 합이 1이 되게 정규화 하여 사용한다.



(a)



(b)

그림 5. 주름추출 손실과 정확도.

Fig. 5. Loss and accuracy curve for wrinkles detection.



그림 6. 주름추출 결과. 좌-입력영상, 중-정답영상, 우-예측영상

Fig. 6. Results of wrinkles segmentation. left-raw image, middle-ground truth image, right-predicted image.

III. 실험

3-1 실험 환경

성능평가를 위해서 연구실에서 수집한 현미경 피부영상에 대해 주름추출 네트워크를 학습하고 테스트한다. 실험에 사용된 현미경 피부영상은 학습 영상 300장과 테스트 영상 150장으로 구성된다. 모든 영상은 512x512 해상도를 가진다.

실험에서 밝기보정 과정에서 밝기분포 추정을 위해 가우시안 필터의 표준편차 값은 입력영상의 크기인 512의 약 1/3에 해당하는 171을 사용했다. 또한 손실함수를 위한 클래스 가중치는 학습영상 300장에 대해 계산했다. 학습영상에 대해 계산된 가중치는 주름이 아닌 픽셀이 0.088, 주름인 픽셀이 0.912이다.

학습에 사용한 하이퍼 파라미터는 다음과 같다. 배치 크기는 4, 옵티마이저는 Adam [11], 초기 학습 가중치는 0.0001이다. 그리고 학습 에폭은 400으로 설정했다. 또한 ReLU [12] 활성화 함수에 적합한 He 방법 [13]으로 네트워크 가중치를 초기화했다.

3-2 실험 결과

그림 5는 주름추출 네트워크의 학습과정에서 손실과 정확도의 변화를 보여준다. 그림 5에서 (a)는 손실, (b)는 정확도를 나타낸다.

그림 5에서 초기에 급격하게 정확도가 증가한 이후에 일정 에폭 동안 변화가 없는 것을 볼 수 있다. 이는 클래스 불균형으로 인해 학습초기 네트워크가 입력에 대한 출력을 모두 0으로 예측하면서 정확도의 개선이 없는 것으로 볼 수 있다. 학습이 진행됨에 따라 손실이 지속적으로 감소하면서 네트워크가 주름 픽셀을 학습하기 시작하면 다시 정확도가 상승한다.

학습중반 이후부터는 손실과 정확도가 완만하게 좋아지고 300 에폭 이후부터는 거의 수렴한다. 실험에서 테스트 데이터에 대한 주름추출 정확도 99.6%를 달성했다. 그림 6의 예측결과를 보면 주름 픽셀을 다른 픽셀과 잘 구분하는 것을 확인할 수 있다.

테스트영상에 대해 배경을 주름으로 잘못 검출한 FA(False Alarm)와 주름을 배경으로 잘못 검출한 MD(Miss Detection)의 비율은 각각 0.2%, 0.3%에 그쳤다. 주름 픽셀에 비해 압도적으로 많은 배경 픽셀을 학습하였음에도 이들의 차이가 0.001에 불과한 것은 손실함수에 클래스 가중치를 도입한 효과로 볼 수 있다.

그림 6은 다양한 피부영상에 대한 주름추출 테스트 결과를 보여준다. 그림 6에서 첫 번째 열은 입력영상 두 번째 열은 정답 영상, 세 번째 열은 예측 결과영상이다.

그림 6의 입력영상들을 보면 영상에 나타난 주름의 특징이 모두 다른 것을 볼 수 있다. 일반적으로 주름이 선명하게 나타나는 경우 주름픽셀의 밝기가 주변 픽셀보다 어둡다. 하지만 그림 6의 세 번째 행의 영상과 같이 주름이 주변 픽셀보다 밝게 나

타나는 경우가 있다. 또한, 첫 번째 행과 네 번째 행의 영상을 보면 주름이 희미하여 주변픽셀과 구분이 어렵다. 이렇게 서로 다른 특징을 보이는 주름에 대해서도 제안방법은 정답과 거의 유사한 예측결과를 보여 준다.

IV. 결 론

본 논문에서는 현미경 피부영상에서 주름을 추출하기 위해 딥러닝을 적용했다. 피부영상에서 가장자리가 어두운 문제를 밝기추정을 통해 보정하고 주름추출에 적합한 의미적 영상분할 네트워크를 적용하였다. 기존 영상처리 기법들이 주름영역에 대한 특성이 달라지면 동작하지 않는 것과 다르게, 제안방법은 연구실에서 수집한 현미경 피부영상에 대한 실험을 통해, 다양한 유형의 피부영상에 대해서도 주름영역을 정확하게 추출함을 보였다.

제안방법은 피부의 상태나 노화 등의 정보를 진단하는데 활용될 수 있다.

Acknowledgement

이 연구는 금오공과대학교학술연구비에 의하여 지원된 논문임.

References

- [1] Y. Bando, T. Kuratate, and T. Nishita, "A simple method for modeling wrinkles on human skin," in *Proceedings of the 10th IEEE Pacific Conference on Computer Graphics and Applications*, Beijing: China, pp. 166-175, 2002.
- [2] T. McInerney and D. Terzopoulos, "Deformable models in medical image analysis : a survey," *Medical Image Analysis*, Vol. 1, No. 2, pp. 91-108, 1996.
- [3] J. H. Rew, Y. H. Choi, H. J. Kim, and E. J. Hwang, "Skin aging estimation scheme based on lifestyle and dermoscopy image analysis," *Applied Sciences* (Switzerland), Vol. 9, No. 5, p. 1228, 2019.
- [4] N. Batoool and R. Chellappa, "Fast detection of facial wrinkles based on Gabor features using image morphology and geometric constraints," *Pattern Recognition*, Vol. 48, No. 3, pp. 642-658, 2015.
- [5] S. B. Lee and T. M. Kim, "A study on facial wrinkle detection using active appearance models," *Journal of Digital Convergence*, Vol. 12, No. 7, pp. 239-245, 2014.
- [6] M. W. Jo, A Study on the digital image processing algorithm

for a non-contact type skin evaluation device, Master degree, Seoul National University, Korea, 2014.

- [7] Y. H. Choi and I. J. Hwang, "A scheme of extracting age-related wrinkle feature and skin age based on dermoscopic images," *Journal of Institute of Korean Electrical and Electronics Engineers*, Vol. 14, No. 4, pp. 332-338, 2010.
- [8] F. J. W. Leong, M. Brady, and J. O. McGee, "Correction of uneven illumination (vignetting) in digital microscopy images," *Journal of Clinical Pathology*, Vol. 56, No. 8, pp. 619-621, 2003.
- [9] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation," *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, Vol. 9351, pp. 234-241, 2015.
- [10] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *2016 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas: Nevada, pp. 770-778, 2016.
- [11] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: a method for stochastic optimization," in *Proceedings of the 3rd International Conference for Learning Representations*, San Diego: CA, pp. 166-175, 2015.
- [12] V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines," in *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning*, Haifa: Israel, pp. 807-814, 2010.
- [13] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification," in *2015 IEEE International Conference on Computer Vision*, Santiago: Chile, pp. 1026-1034, 2015.



최 현 영 (Hyeon-Yeong Choi)

2015년 2월 : 금오공과대학교 컴퓨터공학 (공학사)
2017년 2월 : 금오공과대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
2017년 4월 ~ 현재 : 금오공과대학교 ICT-CRC 연구원
※관심분야 : 딥러닝, 컴퓨터 비전, 영상처리



고 재 필 (Jae-Pil Ko)

2004년 2월 : 연세대학교 컴퓨터과학 (공학박사)
2004년 3월 ~ 현재 : 금오공과대학교 컴퓨터공학과 교수
※관심분야 : 딥러닝, 패턴인식, 컴퓨터비전, 영상처리